

**Philosophische** Fakultät III

Sprach-, Literatur- und Kulturwissenschaften

Institut für Information und Medien, Sprache und Kultur (I:IMSK)  
Lehrstuhl für Informationswissenschaft

Modulprüfung Computational Intelligence

Modul: INF-BA-M09

SS 2021

Leitung: Stefan Kerscher/ Prof. Dr. Bernd Ludwig

**Trainieren eines neuronalen Netzes zur Prädiktion der Trajektorien von Fußgängern**

Pascal Strobel

Matrikelnummer: 2106133

6. Semester Medieninformatik/ Informationswissenschaft

E-Mail: pascal.strobel@stud.uni-regensburg.de

Abgegeben am [Abgabetermin der Arbeit]

Inhalt

[1 Einleitung 4](#_Toc80712272)

[2 Methodik 5](#_Toc80712273)

[2.1 Problemstellung 5](#_Toc80712274)

[2.2 Datenvorverarbeitung 5](#_Toc80712275)

[2.2.1 Normalisierung der Daten 5](#_Toc80712276)

[2.2.2 Standardisierung der Daten 5](#_Toc80712277)

[2.2.3 Formatieren der Daten 5](#_Toc80712278)

[2.3 Rekurrentes Modell 5](#_Toc80712279)

[3 Evaluation 5](#_Toc80712280)

[3.1 Metriken 5](#_Toc80712281)

[3.2 Resultate 5](#_Toc80712282)

[3.3 Fälle des Scheiterns des Ansatzes 6](#_Toc80712283)

[4 Diskussion 6](#_Toc80712284)

[5 Fazit 6](#_Toc80712285)

[Literaturverzeichnis 7](#_Toc80712286)

[Erklärung zur Urheberschaft 8](#_Toc80712287)

Zusammenfassung (Optional)

Das hier ist das Abstract

# Einleitung

Autonomes Fahren, selbst fahrende Roboter am Arbeitsplatz etc. gewinnen in der heutigen Zeit zunehmend an Bedeutung und Aufmerksamkeit.

* Grenzt Thema inhaltlich genau ein: „Die Arbeit beschäftigt sich mit XY“
* Inwiefern ist die Problemstellung für die Informationswissenschaft relevant
* Pedestrian Trajectory prediction nimmt immer mehr an Wichtigkeit zu
* Beispielbereiche: Human Surveillance, Socio-Robot navigation und vor allem autonomes Fahren
* Einzelnen Ziele dieser Arbeit
* Ziel der Arbeit ist das Vorstellen eines Lösungsansatzes für die Problemstellung, sowie eine
* Inhaltlicher Aufbau der Arbeit
* Zunächst wird die eigentliche Problemstellung erläutert
* Dann wird der vorgeschlagene Lösungsansatz vorgestellt, darunter Datenvorverarbeitungsschritte, die Wahl des Neuronalen Netztes (und seine Parameter), sowie benötigte mathematischen Konzepte dahinter
* Anschließend erfolgt eine Evaluation des vorgestellten Ansatzes anhand der zwei in der Literatur gängigen Metriken ADE und FDE und es wird aufgezeigt, in welchen Fällen von Fußgängerverhalten der Ansatz versagt
* Im Anschluss werden die Ergebnisse diskutiert und Limitierungen, sowie mögliche Verbesserungsvorschläge aufgezeigt.
* Ein kurzes Fazit über den vorgestellten Ansatz rundet die Arbeit ab.

# Methodik

In diesem Abschnitt wird zunächst die Problemstellung dargelegt und formalisiert. Anschließend wird ein möglicher Lösungsansatz, welcher neben den verwendeten Vorverarbeitungstechniken der Daten und der Wahl des trainierten neuronalen Netzes und seiner Hyperparameter, auch die zugehörigen mathematischen Grundlagen erläutert.

## Problemstellung

* Trajektorien Prädiktion von Fußgängern entspricht der Vorhersage des zukünftigen Bewegungspfades basierend auf einer bestimmten Anzahl zuvor beobachteter Positionen.
* Informationswissenschaftliche Fragestellung: „Wie kann anhand bekannter, vorhergehender Positionen die zukünftige Trajektorie eines Fußgängers bestimmt werden?“
* Gegeben: Datensätze von sich bewegenden Fußgängern. Jeder Fußgänger entspricht dabei einem Datenpunkt, für den in regelmäßigen Zeitintervallen von 400 ms die x- und y-Koordinaten (in Metern) aufgezeichnet wurden. Jeder Datenpunkt enthält damit 20 zeitlich geordnete Zeitschritte, für die jeweils die x- und y-Position aufgezeichnet wurde.
* Ziel dieser Arbeit ist es, aus den Informationen der ersten acht Zeitschritte die zukünftigen 12 Positionen des Fußgängers vorherzusagen.
* Diese 8:12 Aufteilung ist auch gängig in verwandter Literatur, beispielsweise [3][4][8][9]
* Anhand von gegebenen Datensätzen von sich bewegenden Fußgängern

## Datenvorverarbeitung

### Normalisierung der Daten

Berechnen der Delta Werte

### Standardisierung der Daten

Standard Scaler

(<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.StandardScaler.html>)

### Formatieren der Daten

In den richtigen Shape für das NN bringen + Aufteilen eines Datenpunktes in mehrere Samples

## Rekurrentes Modell

RNN eignen sich besonders für Daten im Zeitreihenformat, allerdings gibt’s bei normalen RNN Probleme. Deshalb LSTM, welches auch gängig in der Literatur verwendet wird 🡪 allerdings sogar andere Ansätze (CNN), die besser abschneiden!

# Evaluation

## Metriken

Zur Bewertung der Performance des trainierten RNN werden die zwei in der Literatur gängigen Metriken „Average Displacement Error (ADE)“ und „Final Displacement Error (FDE)“ eingesetzt, erstmalig eingeführt von [35].

Der ADE ist …

Der FDE ist …

## Resultate

Die Performance des trainierten RNN wurde anhand des zu Beginn abgespaltenen Testdatensatzes (10% der Gesamtdaten), welcher die Trajektorien von insgesamt 540 Fußgängern umfasst, ausgewertet.

Das RNN erreicht für diese Daten einen ADE von 0,763 und einen FDE von 1,561.

Da x- und y-Koordinaten der Fußgänger in Metern angegeben sind, kann der ADE auch als der durchschnittliche Abstand in Metern zwischen einer vom System prädiktierten Zukunftsposition und der Grundwahrheit angesehen werden. Äquivalent dazu beschreibt der FDE den Abstand in Metern zwischen der prädiktierten und der tatsächlichen Position des Fußgängers zum finalen Zeitpunkt.

## Fälle des Scheiterns des Ansatzes

Während das System für … am besten abzuschneiden scheint, wie in Abb. … ersichtlich, gibt es einige Verhaltensweisen von Fußgänger, für die das System keine zufriedenstellende Vorhersage treffen kann.

* Besten Vorhersagen: **ID 34, 4143**

Vier Fälle, für die das neuronale Netz scheitert, heraussuchen + Grafiken dazu

* Fußgänger bewegt sich gar nicht (hier addiert sich der Fehler der einzelnen Vorhersagen deutlich auf) 🡪 **ID 168**
* Plötzlicher Richtungswechsel/ Geschwindigkeitswechsel ohne Hinweis darauf
* **ID 307, 2209, 3539**
* Komplexere Bewegungsmuster kann das NN schlecht vorhersagen
* **ID 158**
* Bei vielen Richtungs- und Geschwindigkeitsänderungen in den beobachteten Positionen kommt das NN auch nicht gut mit klar
* **ID 1135, 2188**

# Diskussion

* Iteratives / Rekursives Predikten hat größeren Fehler zur Folge 🡪 siehe Grafik 🡪 besser wäre direkte Prediktion von 12 nächsten Pos
* Multi vs. Sequential Output. Trajectory prediction sequentially point-by-point performs poorly due to error propogation to future time-steps (trajectory curves off). Our multi-output model tends to be more resistant to such error accumulation. (aus dem zweiten Trajectory prediction paper with cnn)
* Nur begrenzt Trainingsdaten
* Als Lösung: Data Augmentation (Rotieren, etc.)
* Hyperparameter wurden manuell optimiert / hyperparameter Tunin
* Nicht alle unterschiedlichen Kombinationen konnten getestet werden (z.B. wurde nur CudNNLSTM verwendet, da schneller, allerdings kann die activation Funktion nicht geändert werden, tanh steht sicher)
* Modell auf andere Datensätze (Trajnet etc.) anwenden, um mit bereits etablierten Ansätzen vergleichen zu können
* Auch komplett anderere Ansätze funktionieren, z.B. das Verwenden von CNN (siehe Paper) 🡪 vielleicht eher im Fazit

# Fazit

Literaturverzeichnis

Erklärung zur Urheberschaft

Wir haben die Arbeit selbständig verfasst, keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt, sowie alle Zitate und Übernahmen von fremden Aussagen kenntlich gemacht.

Die Arbeit wurde bisher keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegt.

Die vorgelegten Druckexemplare und die vorgelegte digitale Version sind identisch.



Regensburg, 28.09.2021

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Ort, Datum |  | Unterschrift |